新潟県工業技術総合研究所　技術トピックス

令和８年 11 月９日

ベイズ最適化による制御ゲインの調整 ― 二輪倒立振子を使った実験 ―

１．はじめに

機械の制御や製造工程では、装置を適切に動作させるために、さまざまなパラメータを調整する必要があります。例えば、モータの制御ゲインや加工条件などは、実際に装置を動かしながら調整することがあります。しかし、調整するパラメータが複数ある場合、適切な組み合わせを見つけるには多くの試行が必要になります。

そこで今回は、機械学習を利用して効率よく条件を探索する「ベイズ最適化」を使い、二輪倒立振子の PD 制御ゲインを調整する実験を行いました。倒立振子の制御には M5Stack Core2 と MicroPython を使用し、ベイズ最適化には PC 上の Python を使用します。実際の倒立試験の結果をもとに、次に試す PD ゲインをコンピュータが提案する仕組みを構築します。

２．ベイズ最適化とは

ベイズ最適化は、これまでの実験結果を利用して、次に試す条件を決める最適化手法です。例えば、ある装置の性能が二つのパラメータによって変化する場合、すべての組み合わせを実験するには多くの時間がかかります。

ベイズ最適化では、少数の実験結果からパラメータと性能の関係を推定し、その結果をもとに次の実験条件を選びます。新しい実験結果を追加するたびに推定を更新するため、試行錯誤を効率的に進められる可能性があります。今回の実験では、PD 制御の比例ゲイン（K_p）と微分ゲイン（K_d）を調整対象としました。

３．実験装置と評価方法

実験には、M5Stack Core2 と二つのモータを使用した二輪倒立振子を用いました。

倒立振子は、車体の傾斜角度と角速度に応じて車輪を動かし、姿勢を維持します。今回使用した PD 制御では、次の式によってモータ指令値を求めます。

$$u = -K_p\theta - K_d\omega$$

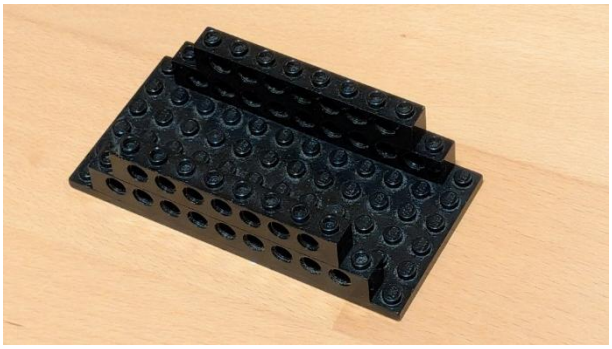
ここで、u はモータ指令値、θ はキャリブレーションした基準姿勢からの角度偏差、ω は角速度です。

ベイズ最適化では、倒立状態の安定性を数値で評価する必要があります。今回は、傾斜角度の二乗平均平方根（*RMS*）を評価指標として使用します。

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\theta_i^2}$$

この値が小さいほど、測定中の傾斜角度が小さく、倒立姿勢を維持できていると評価します。ただし、倒立振子は初期姿勢によって測定結果が変化するため、測定条件をそろえる必要があります。

そこで、図 1 に示す角度のキャリブレーションに使用するジグと、図 2 に示す倒立開始時の傾斜角度を一定にするジグを用意します。倒立試験は 10 秒間とし、開始直後の 2 秒間を除外して、その後の 8 秒間を評価します。これにより、初期傾斜からの姿勢回復と、倒立状態での安定性を確認します。



(a)ジグの外観



(b)ジグに倒立振子を置いた状態

図 1　角度のキャリブレーションに使用するジグ



(a)ジグの外観



(b)ジグに倒立振子を置いた状態

図 2　倒立開始時の傾斜角度を一定にするジグ（書籍はジグの移動を防ぐための重し）

4. ベイズ最適化による PD ゲインの探索

今回のシステムでは、倒立振子の制御と測定を M5StackCore2 で行い、PC でベイズ最適化を実行します。図 3 に、本システムのベイズ最適化による PD ゲイン調整の流れを示します。

PC と M5Stack Core2 は Wi-Fi で接続し、PD ゲインと測定結果を送受信します。まず、PC から送信された PD ゲインを用いて倒立試験を行い、傾斜角度の RMS などの測定結果を取得します。次に、測定結果を Wi-Fi 経由で PC へ送信し、ベイズ最適化によって次に試す PD ゲインを

決定します。このゲインを再び M5StackCore2 へ送信し、新たな条件で倒立試験を行います。この操作を繰り返すことで、実機の測定結果に基づいて PD ゲインを探索します。なお、ベイズ最適化には、Python の機械学習ライブラリ scikit-learn を利用しました。

Wi-Fi 通信を利用することで、倒立振子に USB ケーブルを接続せずに実験でき、ケーブルが車体の動きに影響することも避けられます。

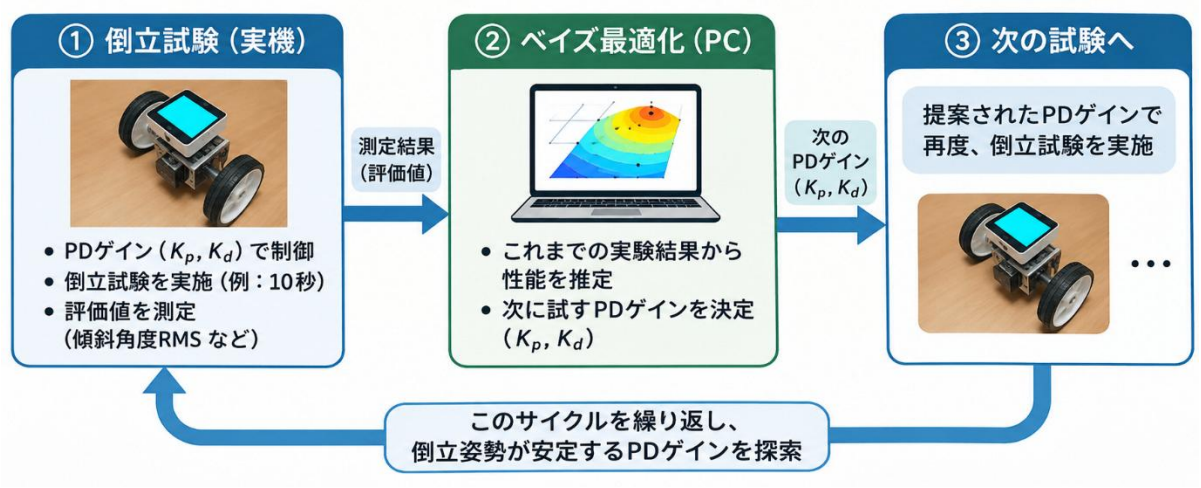


図 3　ベイズ最適化による PD ゲイン調整の流れ

5．実験結果

最初に、同じ PD ゲインで倒立試験を繰り返し、測定結果のばらつきを確認しました。その後、ベイズ最適化によって PD ゲインを探索しました。今回は手法確認を目的として 10 回の探索を行いました。

表 1 に、10 回の実験で得られた結果を示します。10 回とも転倒せず、10 秒間の倒立に成功しました。今回の探索では、K_p が 42 付近、K_d が 0.95～0.97 付近に実験条件が集中しました。また、10 回目に最も小さい角度 *RMS* が得られました。ただし、1 回の測定結果だけで最適なゲインを判断することはできません。同じゲインでも、実験ごとに測定値が変動するためです。

表１　ベイズ最適化の実験結果

回数	K_p	K_d	角度 *RMS*（°）
1	40.00	1.000	0.486
2	38.00	0.950	1.005
3	42.00	0.950	0.193
4	42.00	0.954	0.492
5	41.92	0.959	0.319
6	41.23	1.048	0.548
7	41.45	0.951	0.362
8	41.90	0.950	0.743
9	41.84	0.954	0.998
10	42.00	0.973	0.192

このため、ベイズ最適化で得られた候補について、従来のゲインと比較しました。表 2 に、初期ゲインと探索によって得られた候補ゲインの測定結果を示します。それぞれ 3 回ずつ、合計 9 回の倒立実験を行いました。今回の実験では、条件 C の平均 *RMS* が最も小さくなりました。初期ゲインの条件 A と比較すると、平均 *RMS* は約 48%減少し、より安定した倒立姿勢が得られました。一方、条件 B は従来条件 A とほぼ同じ平均 *RMS* であり、標準偏差も大きくなりました。このように、近いゲインであっても測定結果に違いが見られました。ただし、各条件 3 回の比較のため、ゲインの違いによる改善を統計的に確認できたわけではありません。

表２　初期ゲインと探索によって得られたゲインの測定結果

条件	K_p	K_d	平均 *RMS*（°）	標準偏差（°）
A：初期ゲイン	40	1.000	0.612	0.225
B：探索で得られた候補ゲイン①	42	0.950	0.61	0.465
C：探索で得られた候補ゲイン②	42	0.973	0.318	0.206

6．まとめ

M5Stack Core2 と Python を使用し、ベイズ最適化によって二輪倒立振子の PD ゲインを調整する方法を検討しました。ベイズ最適化を利用すると、これまでの実験結果をもとに、次に試す条件をコンピュータが提案できます。一方、実機を使った最適化では、測定条件がそろっていなければ、パラメータによる性能の違いを正しく評価することが難しくなります。そのため、初期姿勢や測定方法を統一することも重要です。

今回の方法は倒立振子の制御だけでなく、製造条件や装置の運転条件など、実験によって適切なパラメータを探す場面にも応用できると考えられます。

参考

1) M5Stack Core2 資料：https://docs.m5stack.com/ja/core/Core2

2) Roller485 Unit UIFlow2 API 資料：https://uiflow-micropython.readthedocs.io/en/master/unit/roller485.html

3) GaussianProcessRegressor：https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.gaussian_process.GaussianProcessRegressor.html

問い合わせ：新潟県工業技術総合研究所
技術統括センター　斎藤 雄治
TEL：025-247-1320